

移动端O2O推荐的Online Learning实战

孔东营

个人介绍



孔东营

2010 – 2013 中科院计算所 硕士研究生

2013 – 2014 网易有道 广告算法工程师

2015 – 今天 美团 推荐算法工程师



目录



1. 美团移动端O2O推荐概述

2. 美团推荐系统介绍

3. Online Learning 重排序

4. 计划与展望

1. 美团移动端O2O推荐概述

2. 美团推荐系统介绍

3. Online Learning 重排序

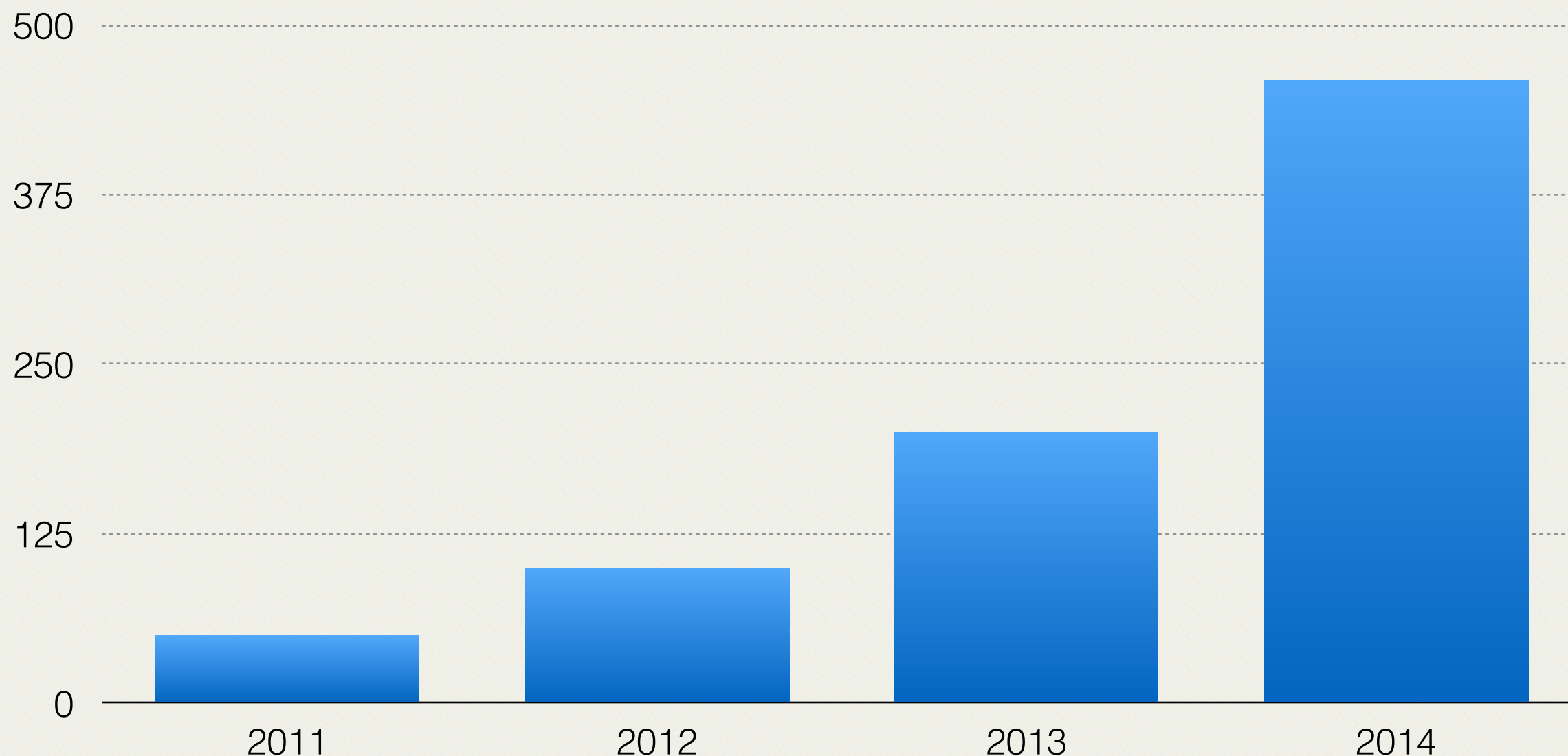
4. 计划与展望

美团移动端O2O推荐概述



■ 交易额

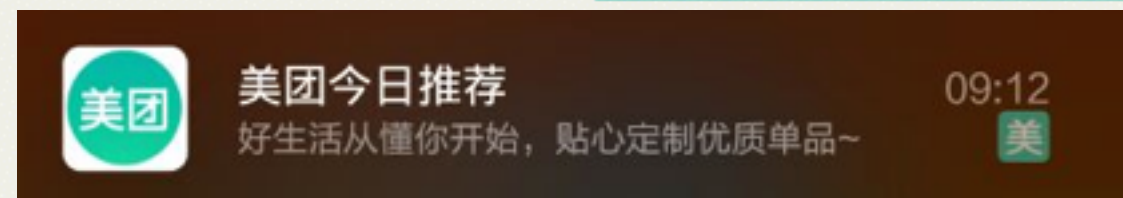
美团交易额



美团2015年上半年交易额为470亿！

推荐金额占比10%！

美团移动端O2O推荐概述

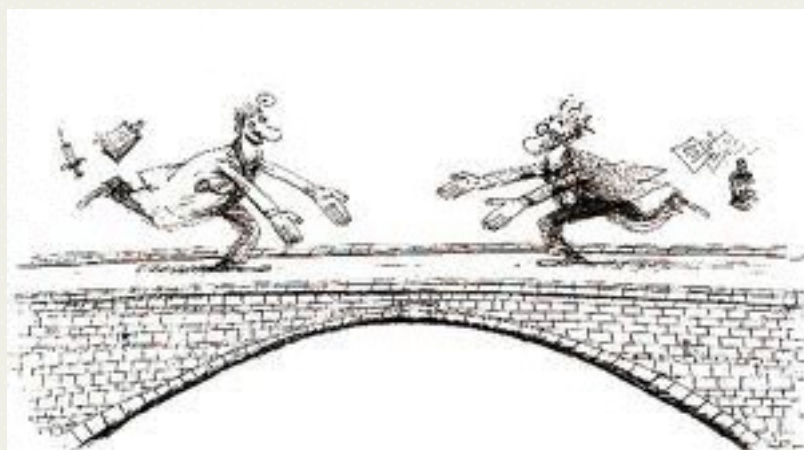


其他:
购买完成, 评价完成, 搜索无结果, 附近团购, 相关团购

O2O推荐的特点



1. 位置和时间：决定因素



2. 用户兴趣：重要因素

推荐系统

3. 评论和社交：辅助因素

目录



1. 美团移动端O2O推荐概述

2. 美团推荐系统介绍

3. Online Learning重排序

4. 计划与展望

推荐系统介绍



输出

重排序

online learning

GBDT

规则过滤

过滤

触发

协同过滤

location-based

query-based

cold start

数据存储

hive

hbase

mysql

redis

数据生成

etl

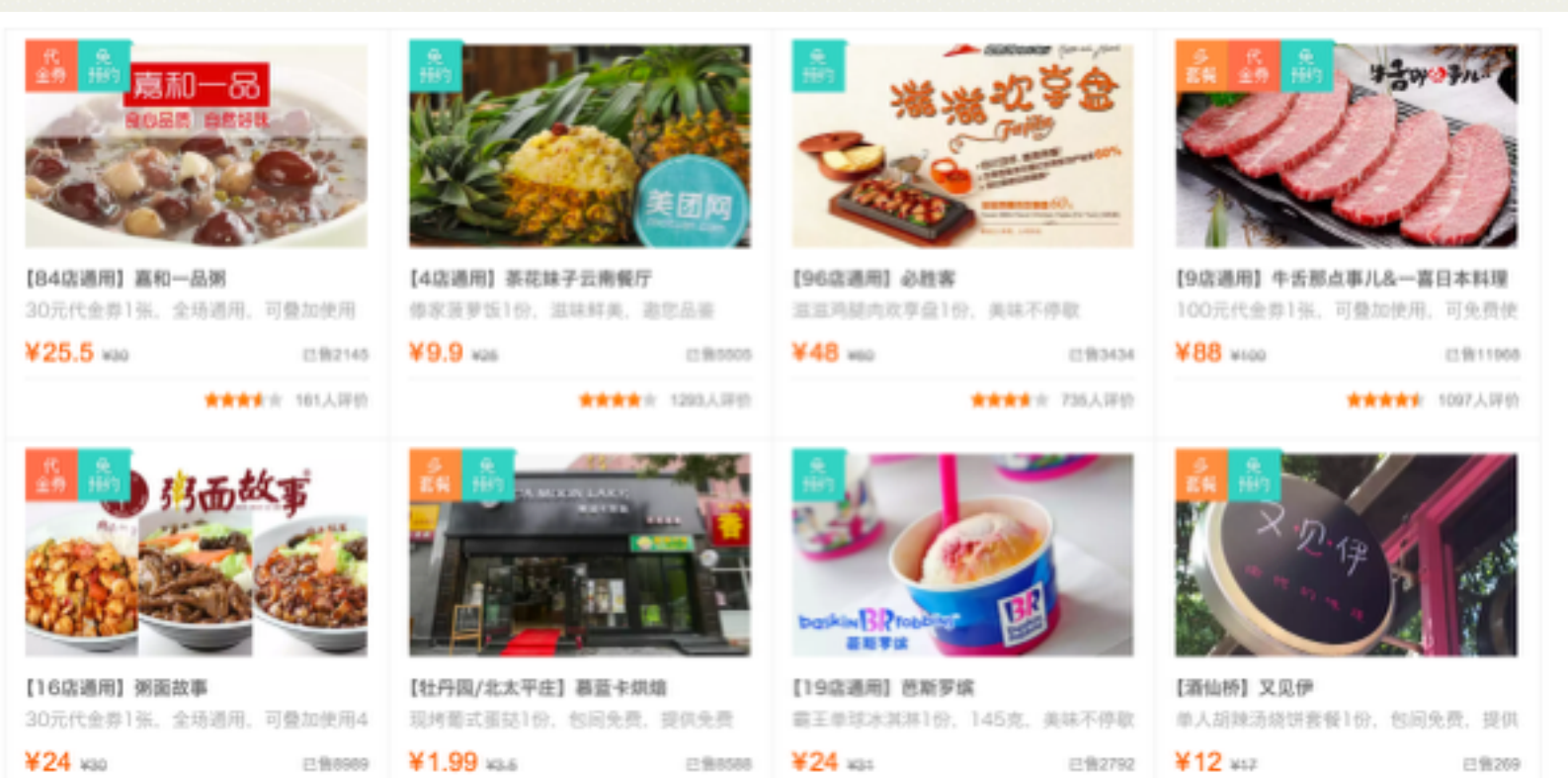
spark

storm

kafka

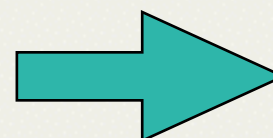
推荐系统介绍

移动端排序作用更加突出



pc端

位置变少



移动端

目录



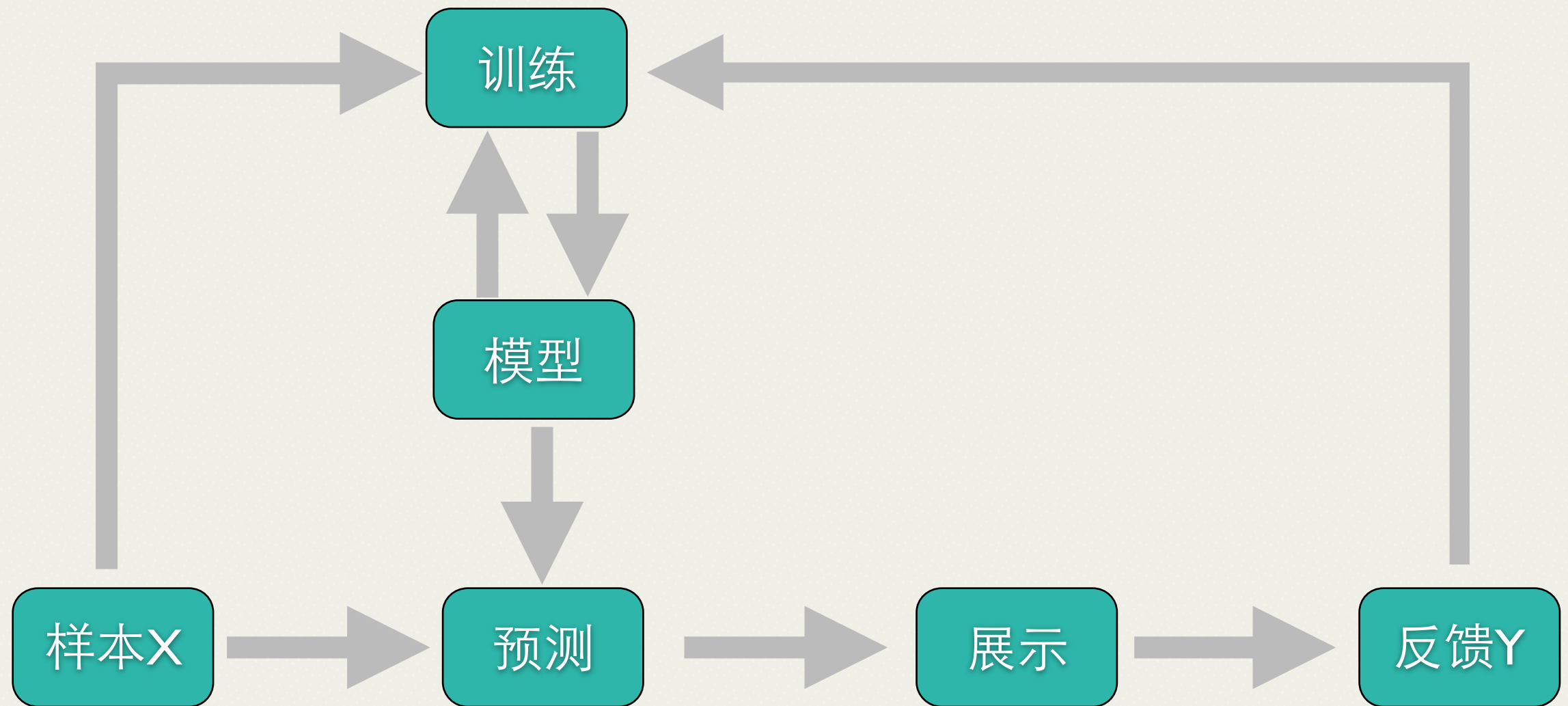
1. 美团移动端O2O推荐概述

2. 美团推荐系统

3. Online Learning重排序

4. 计划与展望

Online Learning流程



实时快速迭代



快速反映线上变化

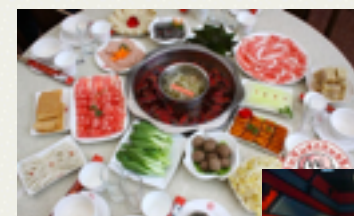
Online Learning重排序



为什么要做Online Learning 重排序

user: 用户兴趣不断变化

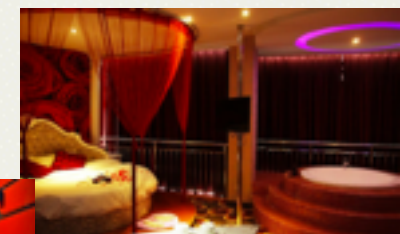
每次打开美团需求都可能不一样



火锅



电影



酒店

item: 商家线下情况不断变化

排队、客满、冲突、突然优惠



突然优惠

context: 事件、热点

节日、名人效应、热映电影



七夕鲜花

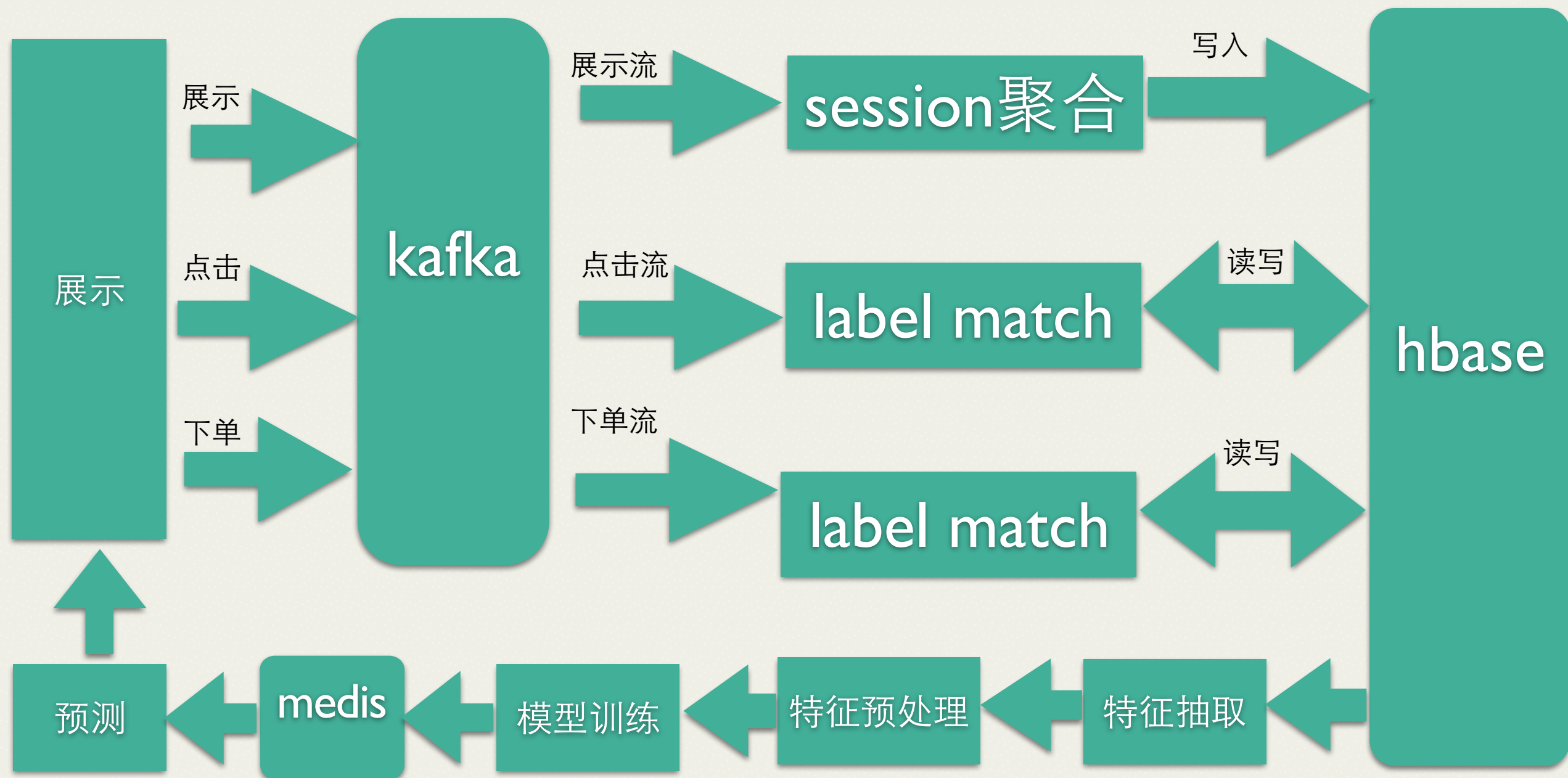


主席套餐



大圣归来

Online Learning的架构



训练样本生成

数据清洗

每屏只展示四个单子

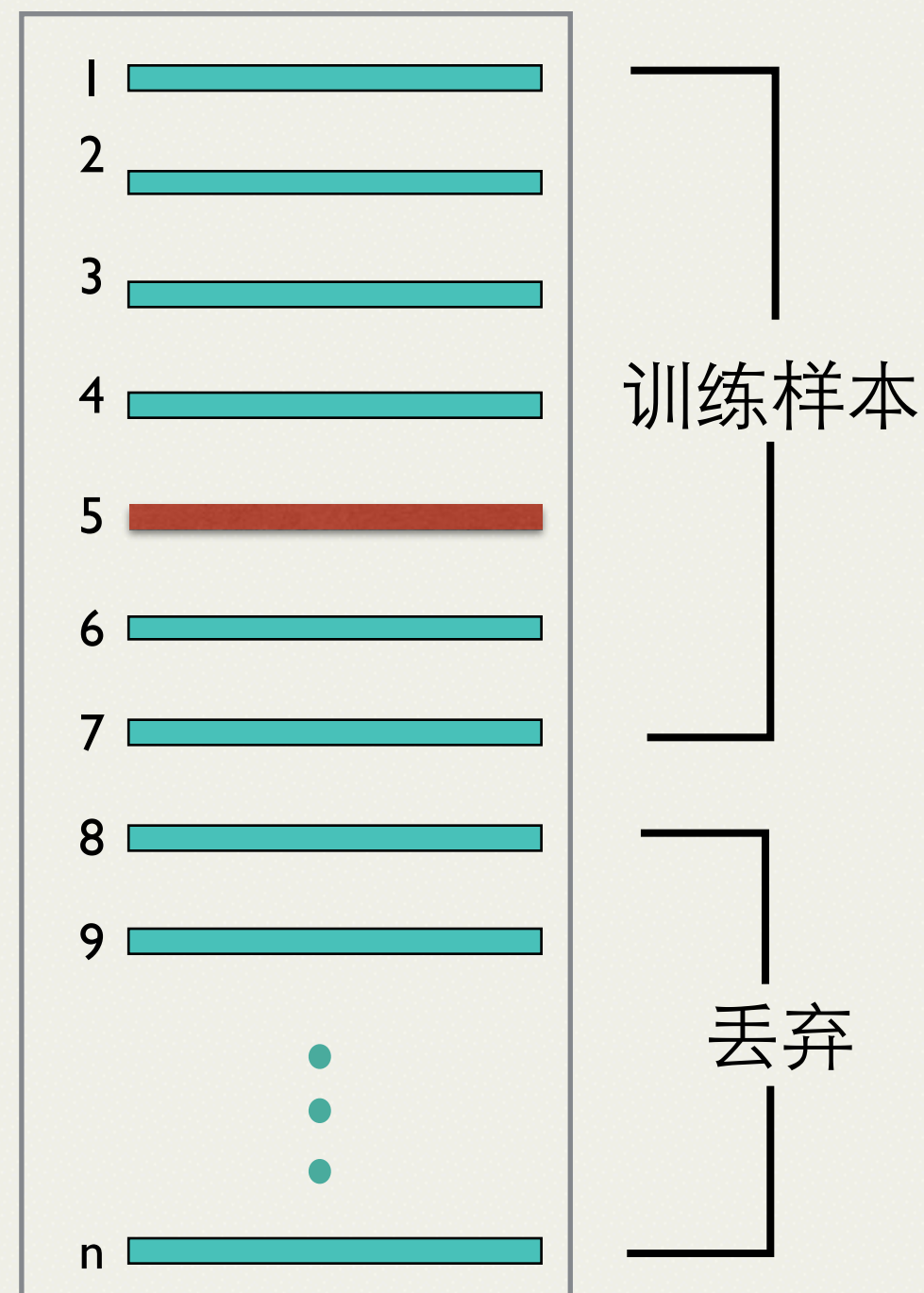
用户看的第几个？



点击 / 下单



skip above + 2



特征

user



id类: userid

画像: 性别 年龄

行为: 点过 买过

item



id类: 单子 品类

描述: 店名 title

评论: 评分 标签

context



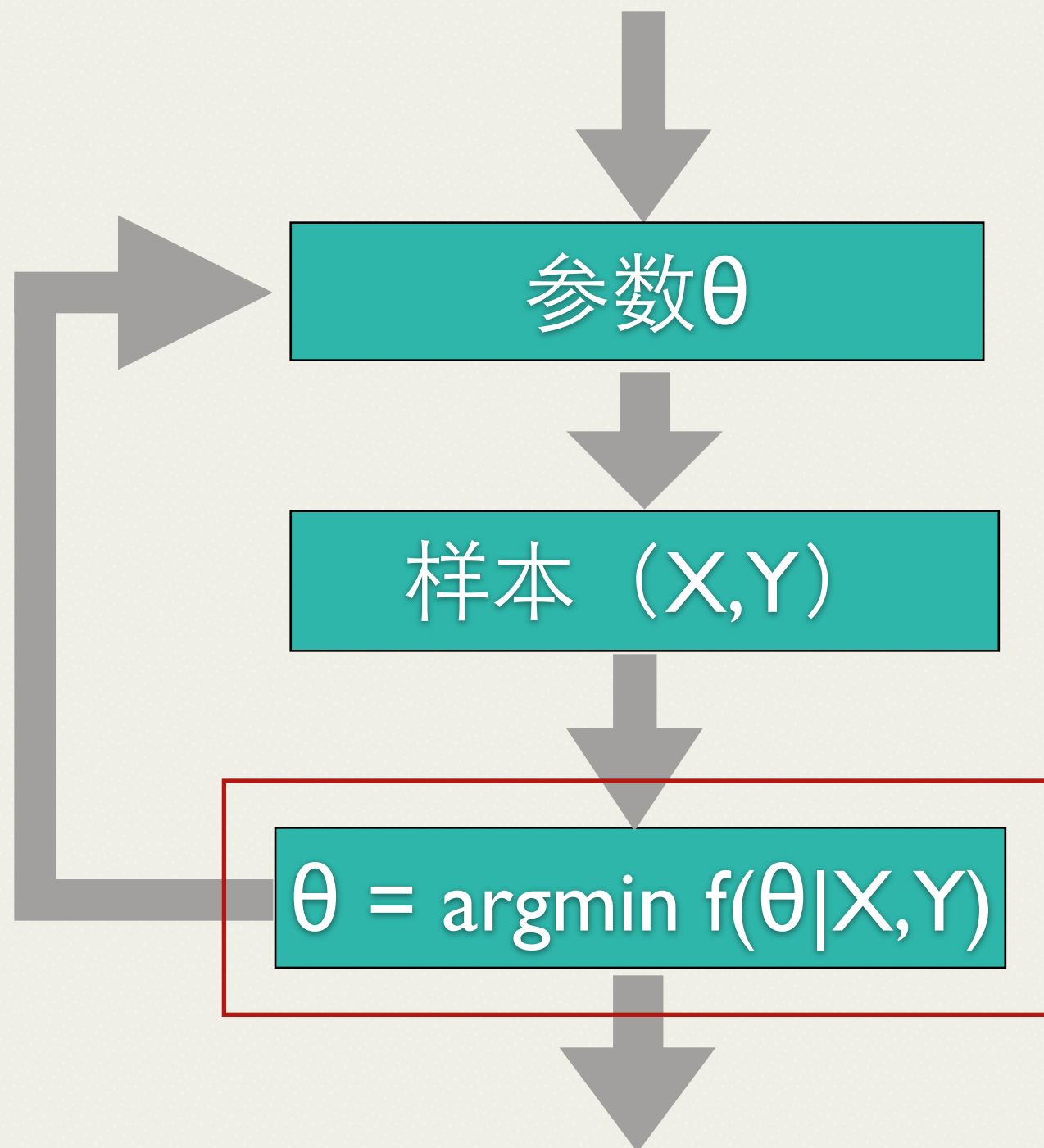
位置: 距离 商圈

时间: 小时 星期

天气: 温度 雨晴

Online Learning模型

Online Learning 训练过程:



挑战：需要快速求出最优解，
最好是有解析解

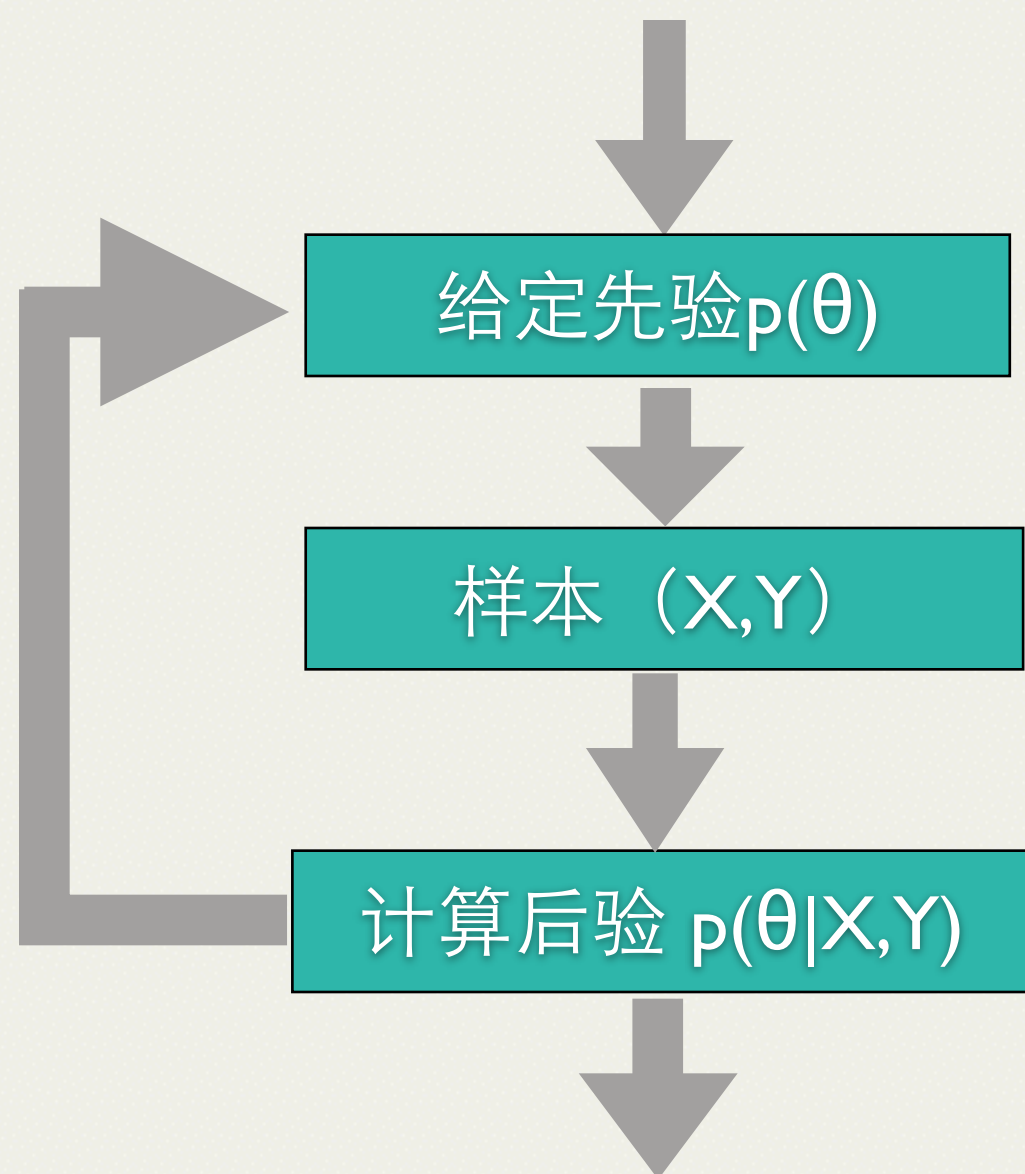
通常两种方式：

Bayesian Online Learning

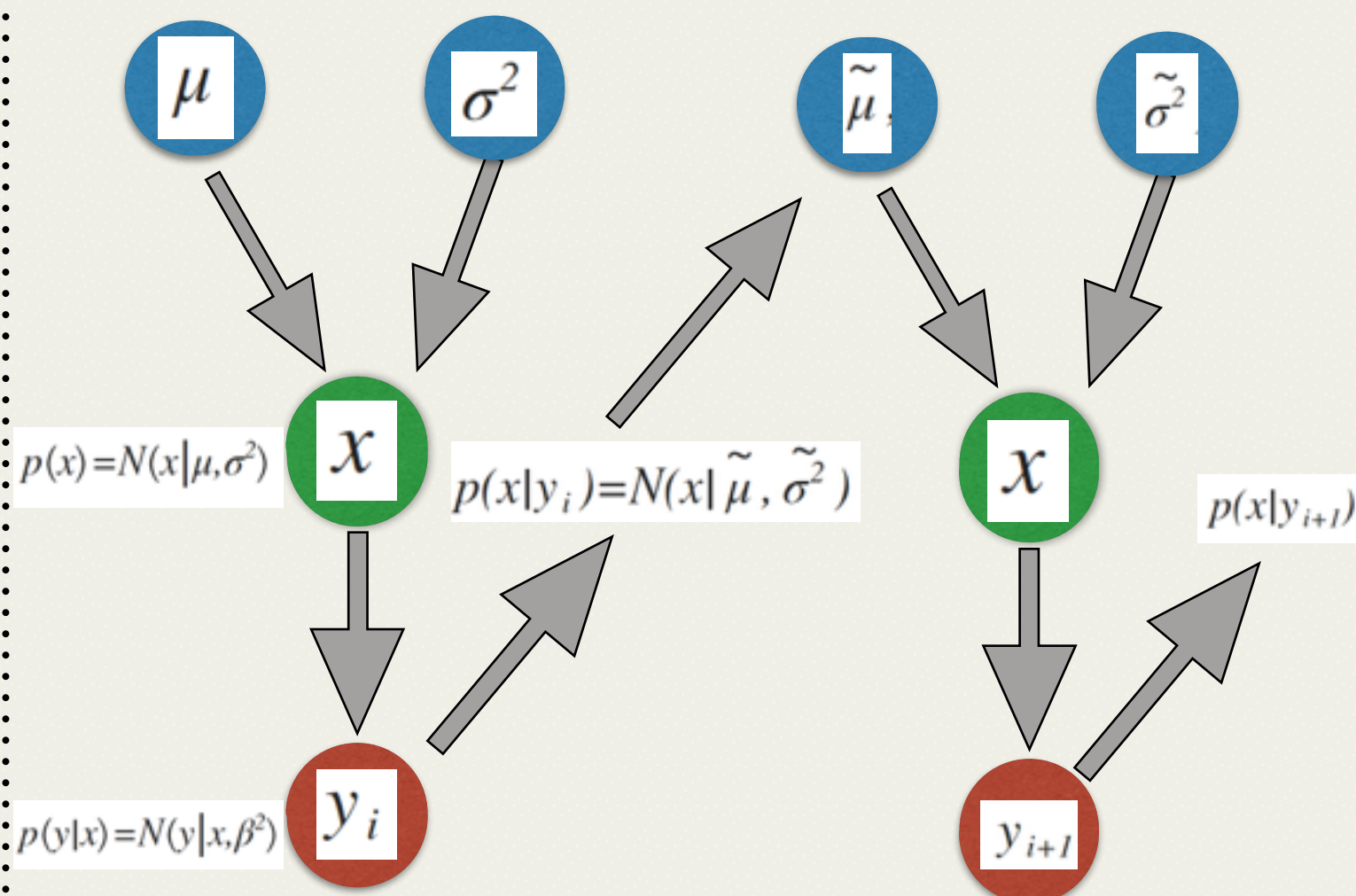
Follow The Regularized Leader

Online Learning模型

Bayesian Online Learning



Example:



最终结果: $p(x|y_1, y_2, \dots, y_n)$

Online Learning模型

Bayesian Probit Regression:

$$w_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$$

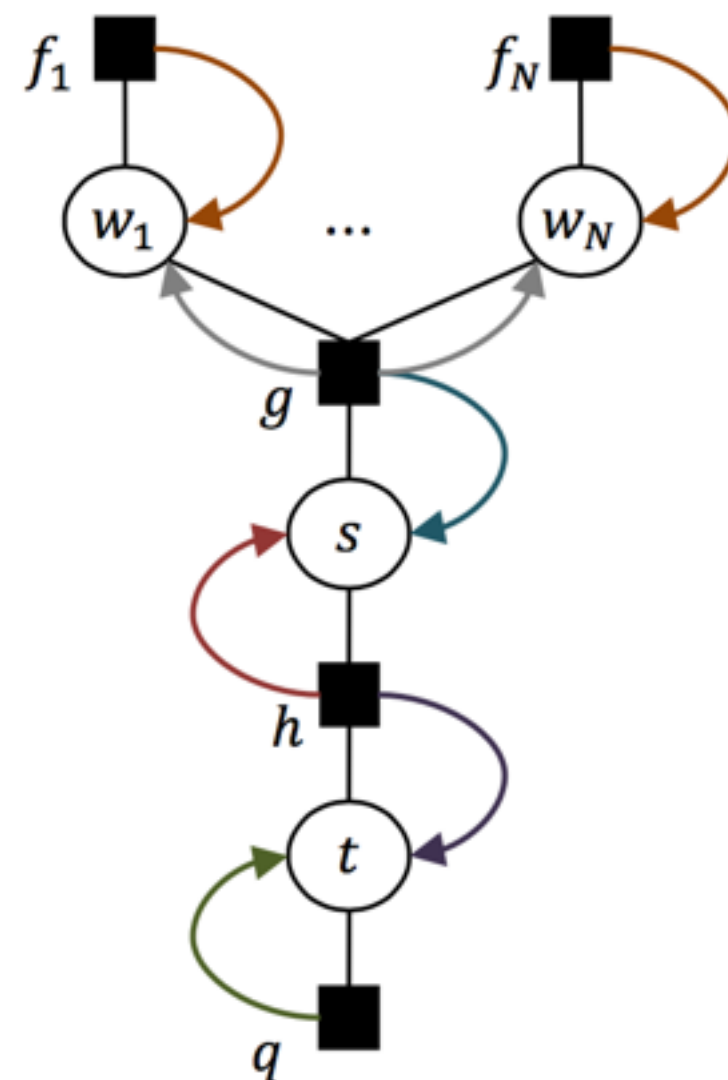


$$\tilde{u}_i = u_i + y \cdot x \cdot \frac{\sigma_i^2}{\Sigma} v\left(\frac{y \cdot x^T \mu}{\Sigma}\right)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 = \sigma_i^2 \cdot \left[1 - x_i \cdot \frac{\sigma_i^2}{\Sigma} \cdot w\left(\frac{y \cdot x^T \mu}{\Sigma}\right) \right]$$



$$\sigma_i^2 = \tilde{\sigma}_i^2 \quad u_i = \tilde{u}_i$$



Online Learning模型

Follow The Regularized Leader


for $i = 1 \dots n$

样本 (x_i, y_i)

求解:

$$w_{i+1} = \operatorname{argmin} \sum_{t=1}^i f(w \mid x_t, y_t)$$

上面的等式没有解析解，但是，如果 $f(w)$ 是凸的，就可以转化成下面的等式。


$$w_{i+1} = \operatorname{argmin} \left(\sum_{t=1}^i g_t w + \frac{1}{2} \sum_{s=1}^i \sigma_s \|w - w_s\| + \lambda_1 \|w\| \right)$$

Online Learning模型

Follow The Regularized Leader

下单率预测的损失函数：

x_i 代表特征， $y_i \in \{0, 1\}$ ，0代表没有下单，1代表下单

$$f(w | x_i, y_i) = -y_i \log(\sigma(w \cdot x_i)) - (1 - y_i) \log(1 - \sigma(x_i \cdot w))$$

是凸函数

其中：

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$



Online Learning模型



利用点击信息

点击也代表了用户的意愿，不能完全作为负样本

损失函数：

$$f(w | x_i, y_i) = -N_i \cdot y_i \log(\sigma(w \cdot x_i)) - (1 - y_i) \log(1 - \sigma(x_i \cdot w))$$

点击： $N_i=1$
下单： $N_i=10$

Online Learning模型



FTRL vs BPR

FTRL

需要更多训练样本

稀疏性好

参数难调

上线

BPR

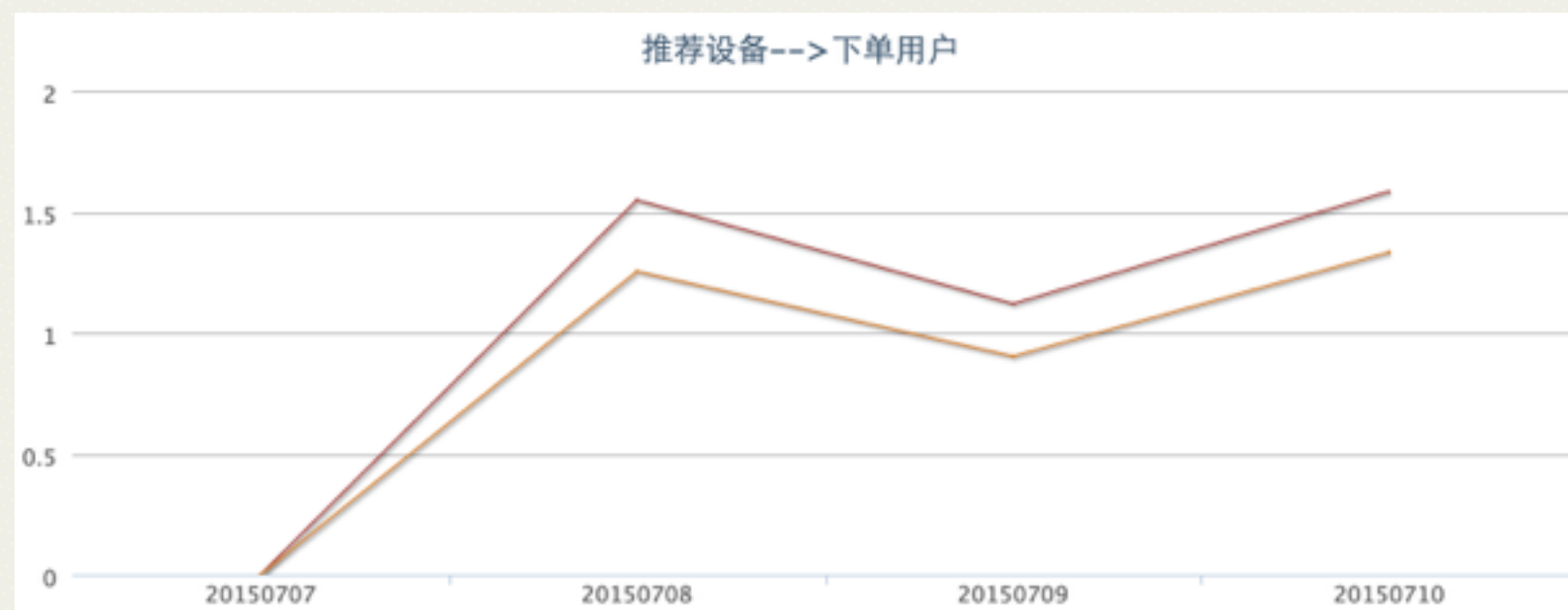
需要更少的训练样本

没有稀疏性

参数容易调

线下对比策略

FTRL线上表现



base
ftrl

- 7%

下单权重: 10 -> 100



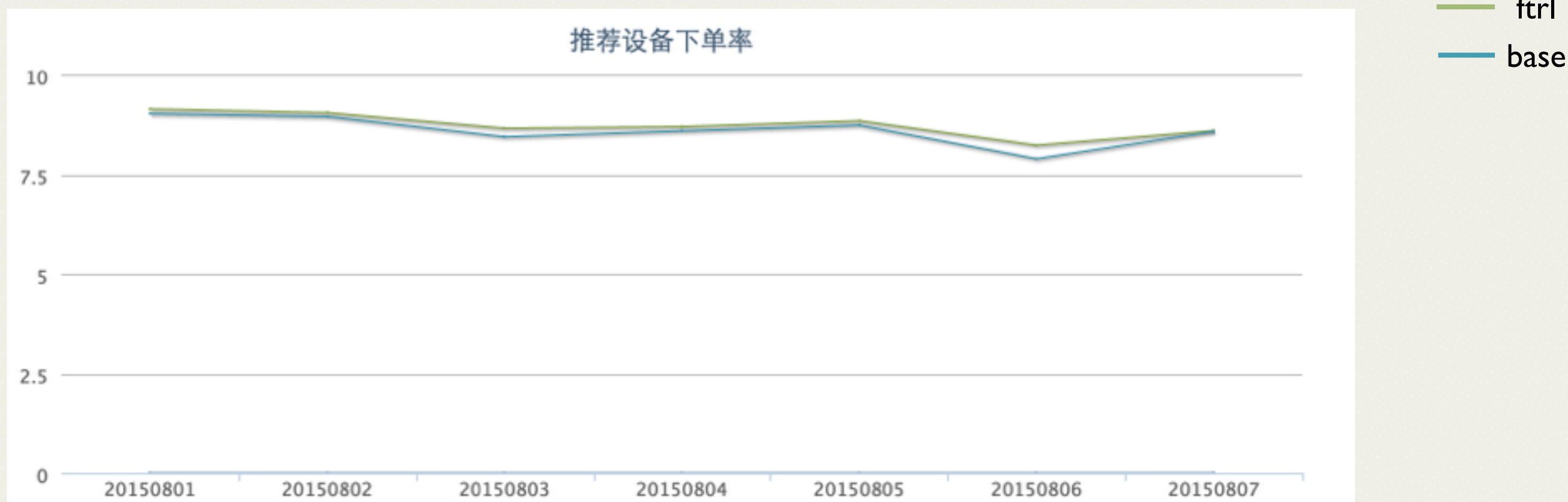
base
ftrl

- 2%

FTRL线上表现

特征： geo-hash 最近看过此品类的比例 cvr

参数： 调整参数



+ 1.5%

问题： groupAUC MAP指标比较低

Online Learning模型



Pair – Wise 模型

LambdaRank

$$P_{ij}(i \triangleright j) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma \cdot (s_i - s_j)}}$$

其中：

$$s_i = w \cdot x_i$$

损失函数

$$h_{ij} = \log(1 + e^{-\sigma \cdot (s_i - s_j)})$$

pair 生成

order > click

click > impression

click > earlier click ?

Online Learning模型



结合Point-Wise 和 Pair-Wise

1. 概率结合

对于一个session的训练数据

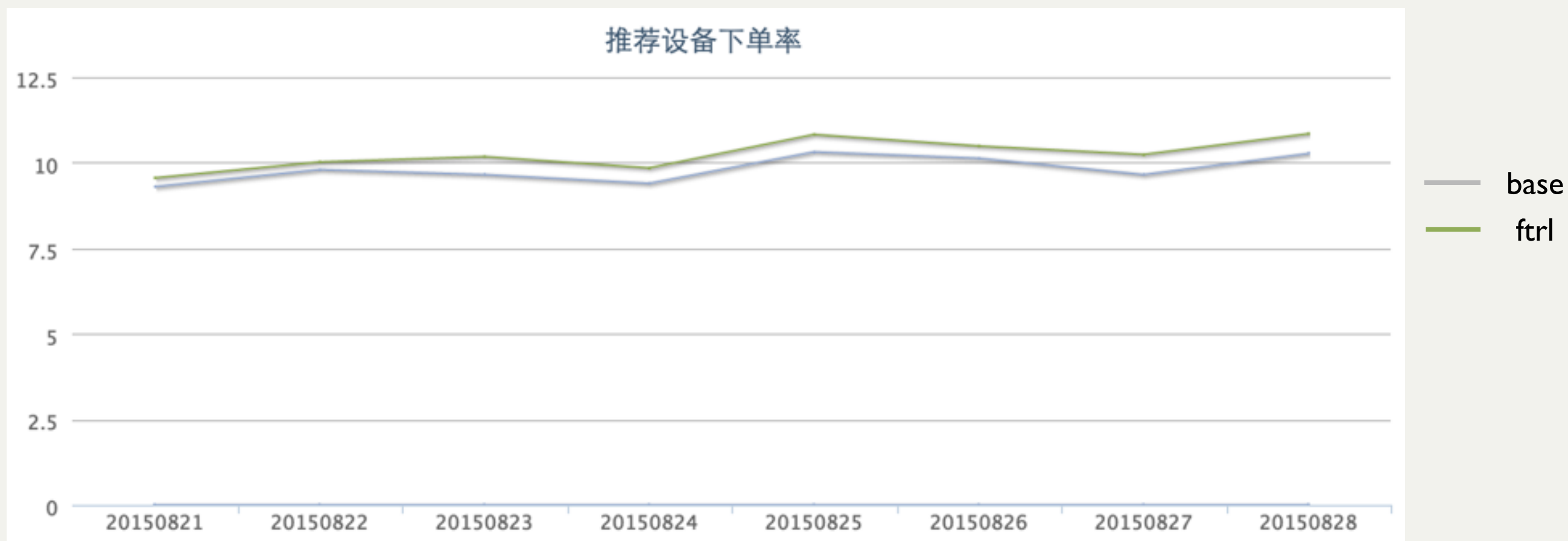
依概率选择做point - wise 还是pair - wise

2. 目标函数结合

第k个session的损失函数

$$loss_k(w) = rate * \sum_{i=1}^n f_i(w) + (1 - rate) * \sum_{(i,j) \in I_k} h_{ij}(w)$$

FTRL线上表现



+ 5%

计划与展望

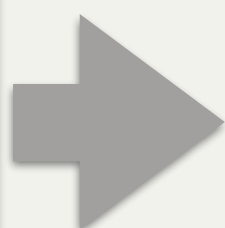
训练数据

特征

模型

线上

其他场景的数据
更加丰富的埋点



场景模型
整合数据



因子模型
多模型融合



exploit/explore
多样性

美团网
meituan.com

谢谢!